

WEEKLY REPORT

严凡

July 1, 2019

1. 本周工作

1. 写博客。 www.kuoluo.vip

接下来研究内容应该要有所沉淀, 所以想自己搭建个博客以后用来放自己沉淀的文章。顺便练练前端开发能力。目前基础搭好了框架, 之后再慢慢优化外观。

2. 看论文

Adversarial training and dilated convolutions for brain MRI segmentation

本文主要是说用 Gan 网络来实现脑 MRI 多目标分割。

主要学习的是如何使用 gan 网络来进行分割

本文的训练数据集分为两类,

1. MICCAI2012 挑战中 32.9 ± 19.2 岁的 T1 图像 35 张。15 张训练, 20 张测试
 2. MRBrainS13 挑战中 70.5 ± 4.0 岁的 axial T1 图像 20 张。5 张训练, 15 张测试
- 分割网络采用了 FCN 和 Dilated network(DN)。

Fully convolutional network			
Kernel size	Dilation	Kernels	Layers
3×3	1	32	15
1×1	1	256	1
1×1	1	C	1

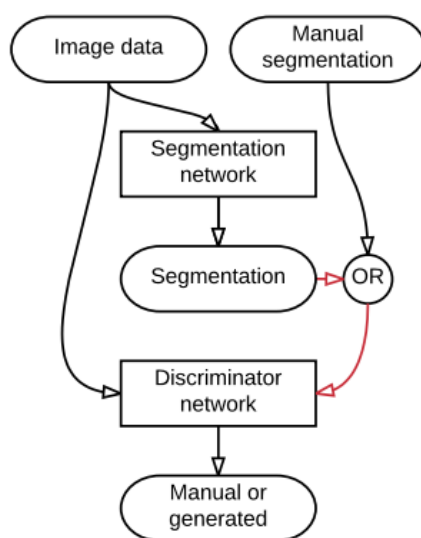
Dilated network			
Kernel size	Dilation	Kernels	Layers
3×3	1	32	2
3×3	2	32	1
3×3	4	32	1
3×3	8	32	1
3×3	16	32	1
3×3	1	32	1
1×1	1	C	1

(a) Segmentation networks

验证网络: 3 层 32 通道的 3×3 kernels, 一个 3×3 的 max-pooling, 2 层 32 通道的 3×3

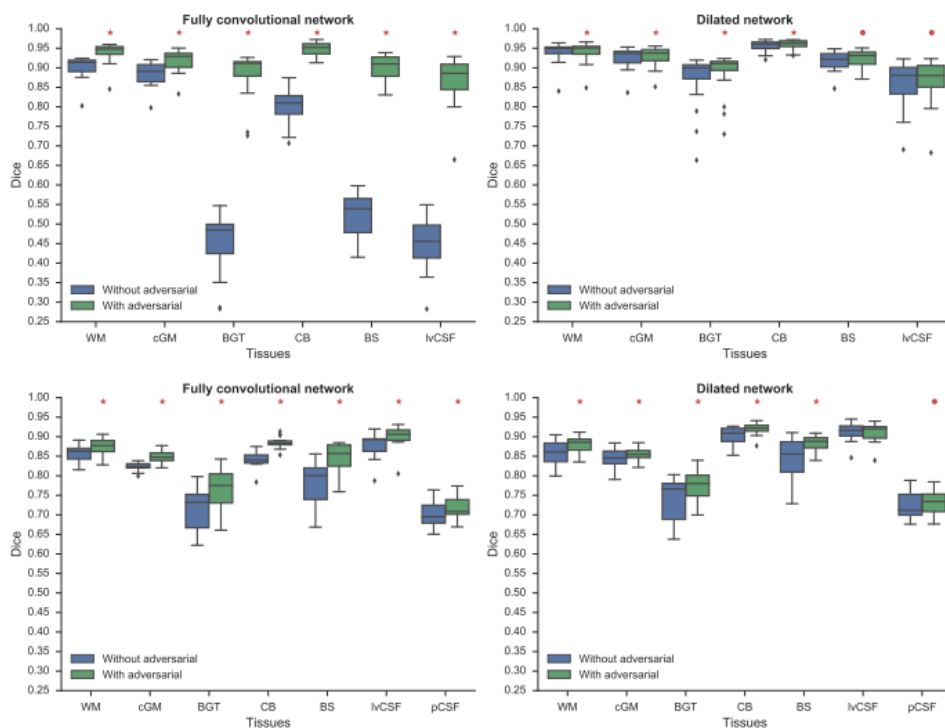
kernels 和一个 256 结点的全连接层，输出是 2 个结点

训练过程:



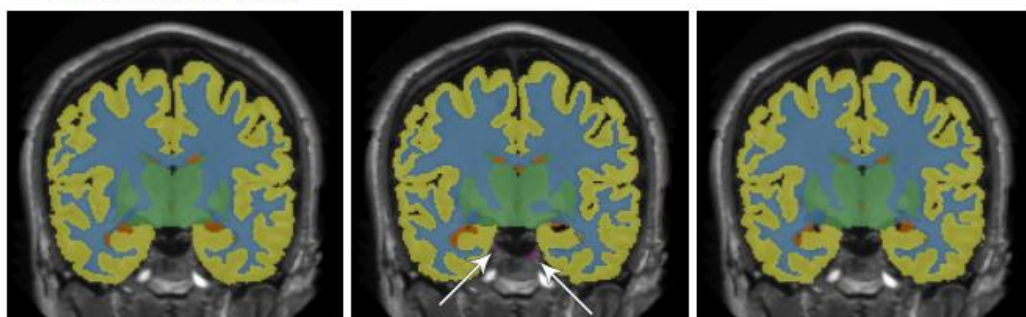
(b) Adversarial training

精度的准确:

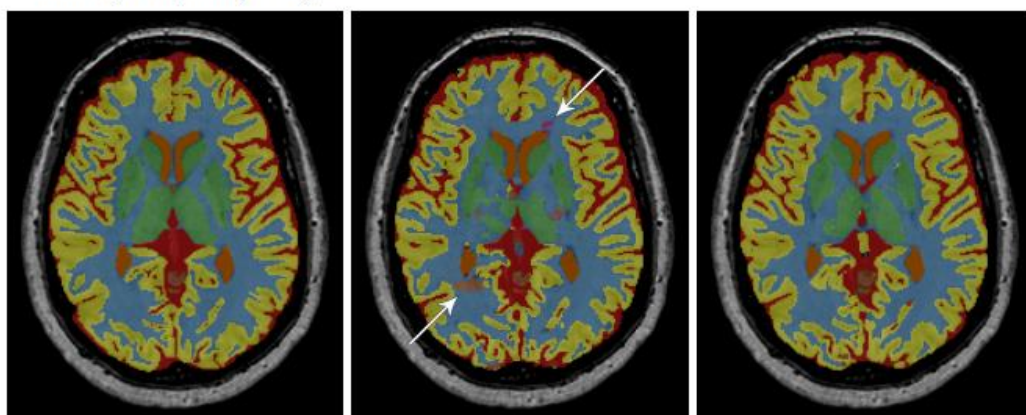


然后这是论文展示的效果:

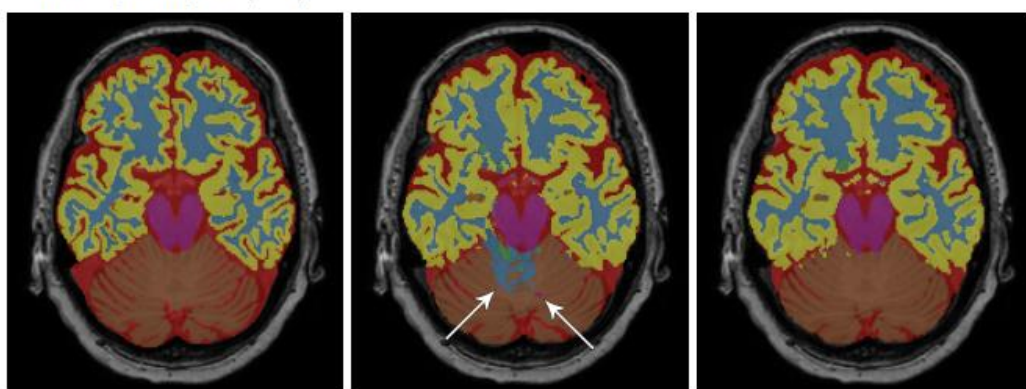
Adult subject (DN)



Elderly subject (FCN)



Elderly subject (DN)



(a) Reference

(b) Without adversarial

(c) With adversarial

感觉 GAN 网络和普通的深度学习分割网络是差不多的。文章也展示了，如果不加最后的监督网络也能训练出来一个分割效果，只不过在精确度上不是特别好。加上监督网络是再多一道把关的网络。这样最后分割出来的效果会更好。也就是说，之前学长尝试的 G-Net 应该也能通过简单的加一个监督网络并且调节训练的步奏来实现 GAN 的过程。

Medical Image Synthesis with Context-Aware Generative Adversarial Networks

这篇文章主要讲的是 GAN 网络在 MRI 转 CT 图像中做出的杰出效果。因为 CT 图像扫描容易导致癌症，而 MRI 扫描安全，而 CT 图像目前在很多病历判断下还是不可获取的图像，所以要用 MRI 图像来生成 CT 图像。

训练数据：

16 个来自 Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI) 的包含 MR 和 CT 的数据集。

训练框架：

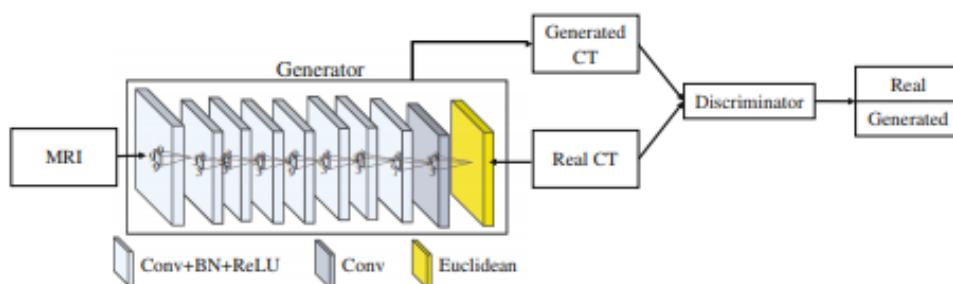


Fig. 2. Architecture used in the Generative Adversarial setting for estimation of synthetic CT image.

这里的 FCN 文章用的是 3D 的 FCN。不是普通的切片 2DFCN。文章说 3D 的 FCN 可以解决切片之间不连续的问题。

训练结果：

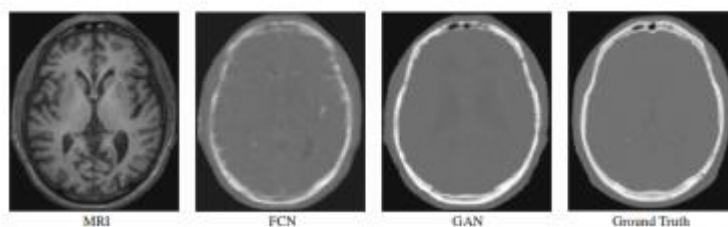


Table 1. Performances on the brain dataset.

Method	MAE		PSNR	
	Mean(std.)	Med.	Mean(std.)	Med.
Atlas	171.5(35.7)	170.2	20.8(1.6)	20.6
SR	159.8(37.4)	161.1	21.3(1.7)	21.2
SRF+	99.9(14.2)	97.6	26.3(1.4)	26.3
Proposed	92.5(13.9)	92.1	27.6(1.3)	27.6

Table 2. Performances on the pelvic dataset.

Method	MAE		PSNR	
	Mean(std.)	Med.	Mean(std.)	Med.
Atlas	66.1(6.9)	66.7	29.0(2.1)	29.6
SR	52.1(9.8)	52.3	30.3(2.6)	31.1
SRF+	48.1(4.6)	48.3	32.1(0.9)	31.8
Proposed	39.0(4.6)	39.1	34.1(1.0)	34.1

文章总结认为它提出了一种 3D 的 GAN(3D 的 FCN 来进行图像生成)和 image gradient difference loss，提升了生产效果。并且 ACM 策略来使得 Gan 网络效果更好。

2. 下周计划

1. 继续对该领域进行研究。

工作时长 $(6+6+8+8+6+0+2)=36$ 小时